

補足情報(SUPPLEMENTAL INFORMATION)

元のリリースタイトル:

脳科学と AI で音楽トレンドを可視化、未来のヒットソング予測に成功

～Billboard JAPAN とNTTデータグループによる共同研究成果を分析サービスとしてトライアル提供開始～

株式会社NTTデータ
株式会社NTTデータ経営研究所
株式会社阪神コンテンツリンク

背景

① 共同プロジェクトの背景

音楽の楽しみ方は、ストリーミングサービスの利用や YouTube による視聴が増えるなど多様化しています。日本におけるビルボード・ブランドのマスター・ライセンスを有する株式会社阪神コンテンツリンクは、そうした多様化する音楽マーケット動向を反映した総合ソングチャートである「Billboard Japan Hot 100」を発表しており、チャート構成要素としてストリーミング、ダウンロード、CD セールス、動画再生などの多様なデータを保有しています。また、指標の一つであるツイート指標(Twitter への投稿数)に関しては、NTTデータが Twitter オフィシャルパートナーとして情報を提供してきました。

一方、NTTデータ及びNTTデータ経営研究所では、脳科学の事業応用に取り組んでおり、動画(画像+音声)を視聴時の脳活動を予測するサービスである NeuroAI¹をリリースし、その基盤技術が 2020 年の米国人工知能学会(AAAI-20)に採択されるなど²世界に先駆けた脳情報ビジネスの推進を行っています。

そこで、両者が保有する「豊富で多様なチャートデータ」と「楽曲の脳情報化技術」を融合させる共同研究開発プロジェクトを 2019 年 9 月から開始しました。

② 音楽と脳科学・機械学習の融合

音楽に対する人間の反応を科学的に理解する研究が脳科学の分野で進んでいます。まず、音楽を聴いて気持ちの良い状態になっているときの脳部位(線条体)と神経伝達物質(ドーパミン)が特定され³、その後そのターゲット脳部位に対する脳刺激により音楽への快感を高められることが報告される⁴など音楽を楽しむ人間の脳情報処理について知見が蓄積されていきました。

さらに「どんな音楽特徴」が我々の脳や感情の変化に与えるのかについての研究が進み、最新の研究ではコード進行の驚きと不確実性の相互作用が脳の扁桃体・海馬・聴覚野で処理され音楽への快感を生みだすことが分かっていたり⁵、音質の特徴などから感情変化や脳活動などの人間の反応が予測できることも報告されています⁶。

また、AI・機械学習技術の進化により Spotify の 180 万曲から音楽特徴を学習し、US Billboard におけるヒットを予測する取り組みなども報告され、大規模データとAIの強みを活かした研究が進んでいます⁷。

今回我々が用いた NeuroAI-Music¹ は、音楽を視聴中の脳活動をシミュレーションするもので、実際に被験者を呼んで脳スキャナ(fMRI)内で音楽を聞かせなくても、大量の音楽に対する複雑・多様で言語化できない脳の反応を評価することができ、こうした脳情報の利用で従来のAIよりも正確にユーザーの反応を予測できることが示されています。これにより、かつてない規模で、日本に

おけるヒットソングの特徴とその社会的浸透度(≒ヒットチャート)の関係を科学的に理解することが期待され、世界でも類の無いアプローチで未来のマーケットを予測しようとする試みです。

② これまでのヒットソング分析とヒット予測の限界

これまでヒットソングの分析やトレンドの予測、つまり「なぜこの曲が流行ったのか」という理由の分析については、チャートインしてきた曲を人間が定性的に分析する、結果論的な手法しかありませんでした。つまり、「ヒットソングやトレンドの特徴」を定量的に把握することは難しく、ここで音楽を聴いているときの脳活動情報を得ることで、その特徴に迫ることが期待されます。

また、上述のように研究は進んでいるものの、実際の音楽ビジネスにおいて利用可能なサービスの実現は世界的にも未だ途上で、日本の楽曲データを用いた例も出てきていません。

【対象楽曲・チャートデータ】

- ① 対象楽曲データ:2185 曲、2017 上半期(2016/12-2017/5)-2020 上半期(2019/12-2020/05 まで)の計 7 半期いずれかのチャート指標([Table S1](#))の 100 位以内にランクインしたもの
- ② 週次チャート 8 指標データ:2047 曲、2017 上半期-直近(2020/7/26 週までを対象)。一部の楽曲が飛びぬけてポイントが高いため、全期間のデータを対数変換し、標準化も実施。また、DL・STR・MV・LU を足し上げた指標も作成した(“Activity 指標”と呼称)
- ③ 急上昇トレンド指標:②の週次チャートデータを対象に該当週までのポイントを標準化(zscore:偏差値のように絶対値によらず全体の中でのバラツキを反映)することで、「今まで聴かれていなかったのに急に聴かれるようになった」トレンドを指標化([Figure S1;S2](#))

Table S1 対象とした Billboard チャート

総合順位	総合ポイント	Radio	CD	DL	LU	TW	MV	STR	Karaoke
総合ポイントの 順位	各指標の 総合値	ラジオでの 再生数	C D の販売数	ダウンロード数	ルックアップ数 (P C 取り込 み数)	Twitter での 投稿数	MV の再生 (YouTube、 GYAO)	ストリーミング 再生数	カラオケでの 歌唱数

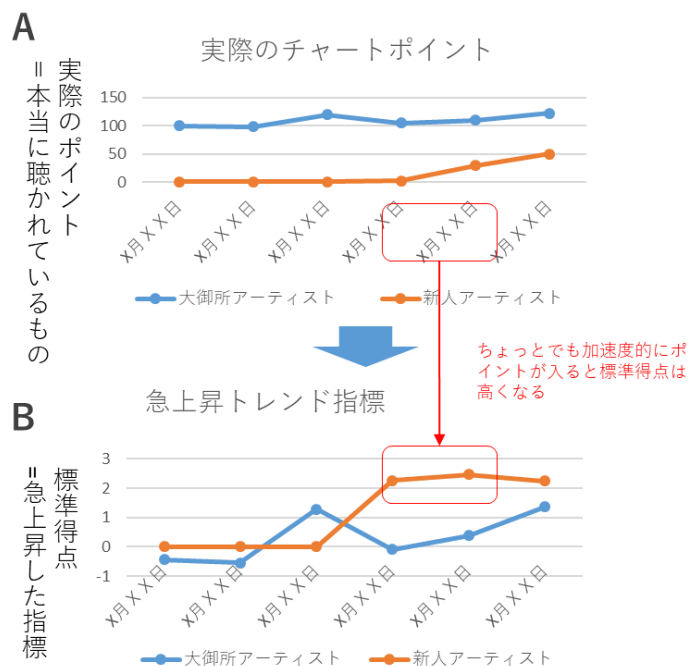


Figure S1 急上昇トレンド指標

(A)実際のチャートポイントのイメージ。すでにヒット曲を持っているアーティストは絶対的なポイントが高く、新人アーティストが急激にスコアを伸ばし新たなトレンドを形成してもポイントでは敵わない。(B)アーティストの最初のデータ (2016/12/5) から(A)で示されるそれぞれの該当週までのチャートポイントを標準得点 (偏差値などに使われる平均が 0、標準偏差を 1 にする変換) に変換したもの。これにより、「急にチャートに登場した」曲のポイントが上がる。

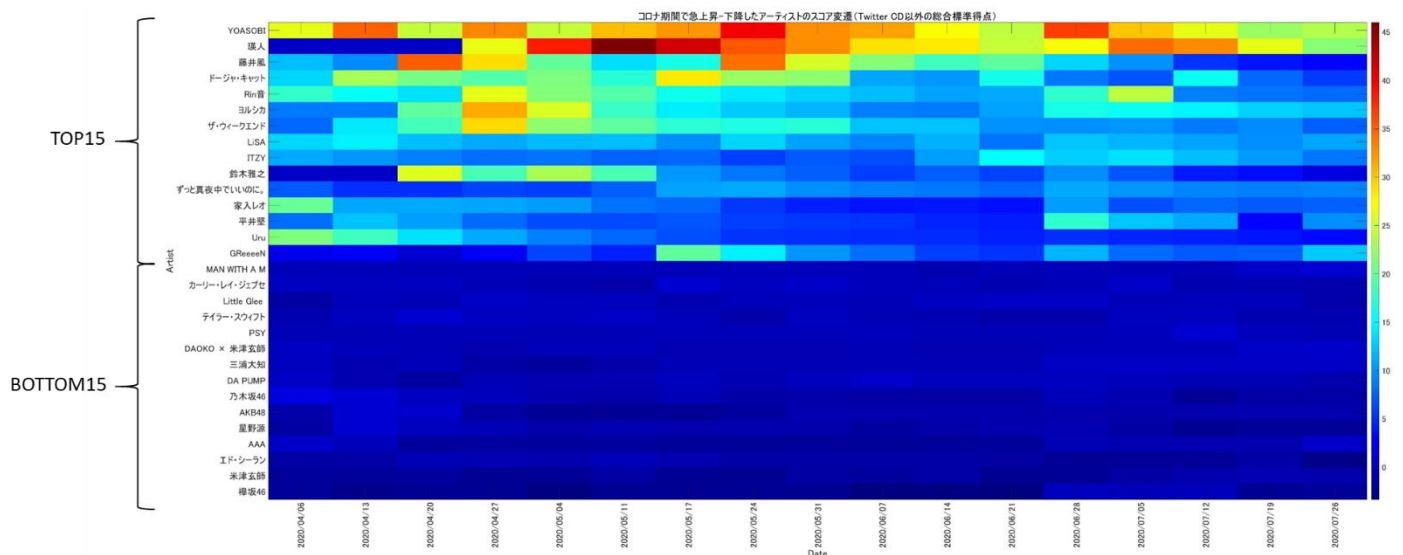


Figure S2 急上昇トレンド指標のトップとボトム (コロナ期間:2020/4-2020/7 で聴かれるようになった曲)

コロナ期間中の急上昇トレンド指標の合計値 (Twitter, CD 以外の指標値の総合ポイントとすることで、特定のアイドル等の影響を除いた) のトップとボトム 15。YOASOBI、ヨルシカ、ずっと真夜中でいいのに。がランクインし、いわゆる「夜好性」アーティストによる楽曲が顕著に反映されていることが分かった。一方で AKB,坂道系などのアイドル曲が聞かれなくなっているのは、リリースイベントに紐づく CD 発売が自粛され他の指標値も下がりやすくなっていることが反映されている。

【楽曲特徴の抽出方法】

①NeuroAI-Music: 楽曲の音声信号から、その音声を聴いた際の 1 秒ごとの脳活動 (fMRI:機能的核磁気共鳴画像法による)を 1000 次元で予測¹した(Figure 1)

②MFCC (メル周波数ケプストラム係数): 楽曲の音声信号の周波数解析から音色の特徴を抽出した

③歌詞情報: Uta-Net⁸を参照し、930 曲の歌詞に含まれる単語を形態素分解し、学習済みの分散表現(word2vec⁹)化。楽曲全体の歌詞単語の分散表現を平均化した(300 次元)。具体的な単語化のイメージは Figure S3 を参照

④コード進行情報: U-FRET¹⁰を参照し 842 曲のコード情報をキーがCメジャーになるよう調整。コード進行の「驚き」(他の楽曲では使われない)と「不確実性」(特定のコード進行パターンの次のコードが、他の曲のバリエーションが多様で予測できない)を指標化。さらに先行研究⁵に基づき両指標を標準化した得点を掛け合わせたものの(驚きと不確実性のどちらかが大きく、どちらかが小さいパターンの時に指標値がマイナス方向に大きくなる)3 指標をコード進行特徴とした(Figure S4;S5)

⑤アーティストの過去チャート情報: それぞれのアーティスト単位で、前週チャートにおけるチャートイン楽曲のポイントの合計値をアーティストの過去情報とした。楽曲と同様にアーティストに関しても「急上昇トレンド指標」として標準化した得点を算出し、それも利用した

※このうち、①、②に関しては特徴ベクトルを結合し、主成分分析を行い次元数を 250 まで減らした。これを以降「脳情報」と呼び、可視化したものを Figure S6 に示す。

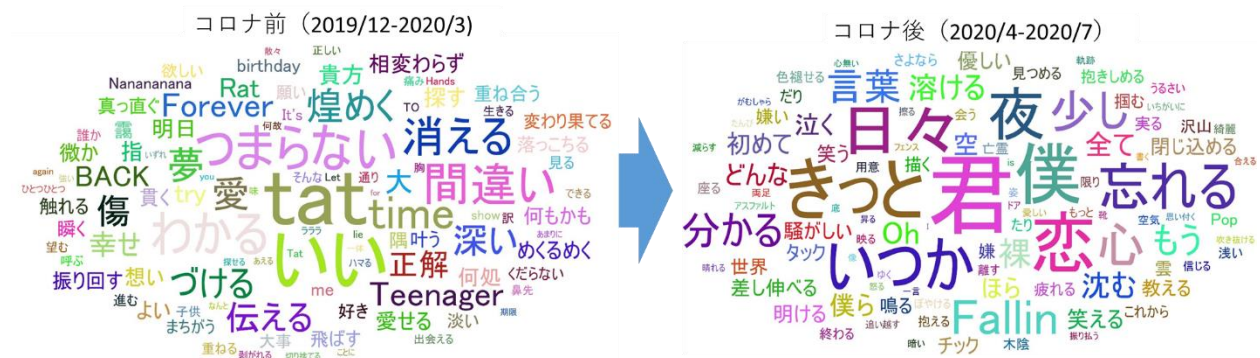


Figure S3 コロナ前後での総合チャート TOP10 に入る楽曲の歌詞の変化

それぞれの期間におけるチャートイン楽曲の歌詞から形態素（単語）を抽出し、変化量の大きかった単語を大きさで表現している。コロナ後は、「夜」、「君」、「僕」といった自粛期間を反映しているような閉じた世界観への共感を連想させる単語が増えている。

A

$e_{i-4} \ e_{i-3} \ e_{i-2} \ e_{i-1} \ e_i$
 $B \flat \rightarrow B \flat \rightarrow F \rightarrow Dm \rightarrow C7sus4 \rightarrow F \rightarrow \quad Am7$

コード進行パターン A

Surprise=シャノン情報量

→特定のコードがどれくらい過去にない真新しいものか

$$I(e_i) = -\log_2 p(e_i | e_{i-(n-1)}, \dots, e_{i-1})$$

Surprise

コード進行パターン A のあとコード e_i が来る各確率

Uncertainty=不確実性・情報エントロピー・平均情報量

→特定のコードパターンが来た時の次のコード e_i の予測の難しさ

$$H(e_i) = -\sum_{e \in S} p(e_i = e | e_{i-(n-1)}, \dots, e_{i-1}) \log_2 p(e_i = e | e_{i-(n-1)}, \dots, e_{i-1})$$

Uncertainty

全楽曲に含まれるコード
 直前のパターン A → 全コード e の確率 × その Surprise 情報量

B

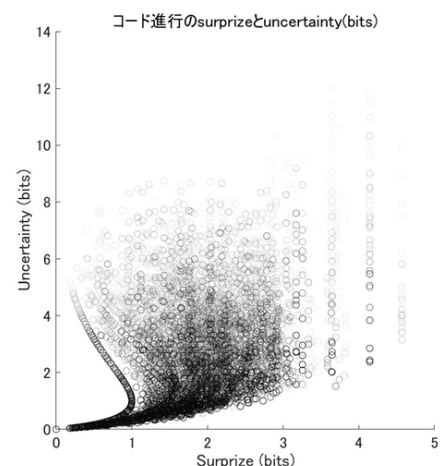


Figure S4 コード進行の驚き(Surprise)と不確実性(Uncertainty)の指標化

コード情報が取得できた $n=842/2185$ 曲を対象とし、曲の冒頭のコードをキーとして C メジャーに調整。(A) Surprise は、特定のコード進行パターンの後に該当コードが来る確率が全楽曲の中でどれくらいかを指標化したもの。Uncertainty は、特定のコードパターンが来た時、次にくるコードが何か予測できない度合いを指標化している。今回 $n=5$ (曲の冒頭部分は $n=1 \sim 4$) として両指標を算出した。(B) 分析対象とした楽曲のコード一つ一つの Surprise と Uncertainty をプロットしたもの。

コード進行の SurpriseUncertainty が高い例
「貴方解剖純愛歌～死ね～/あいみょん」

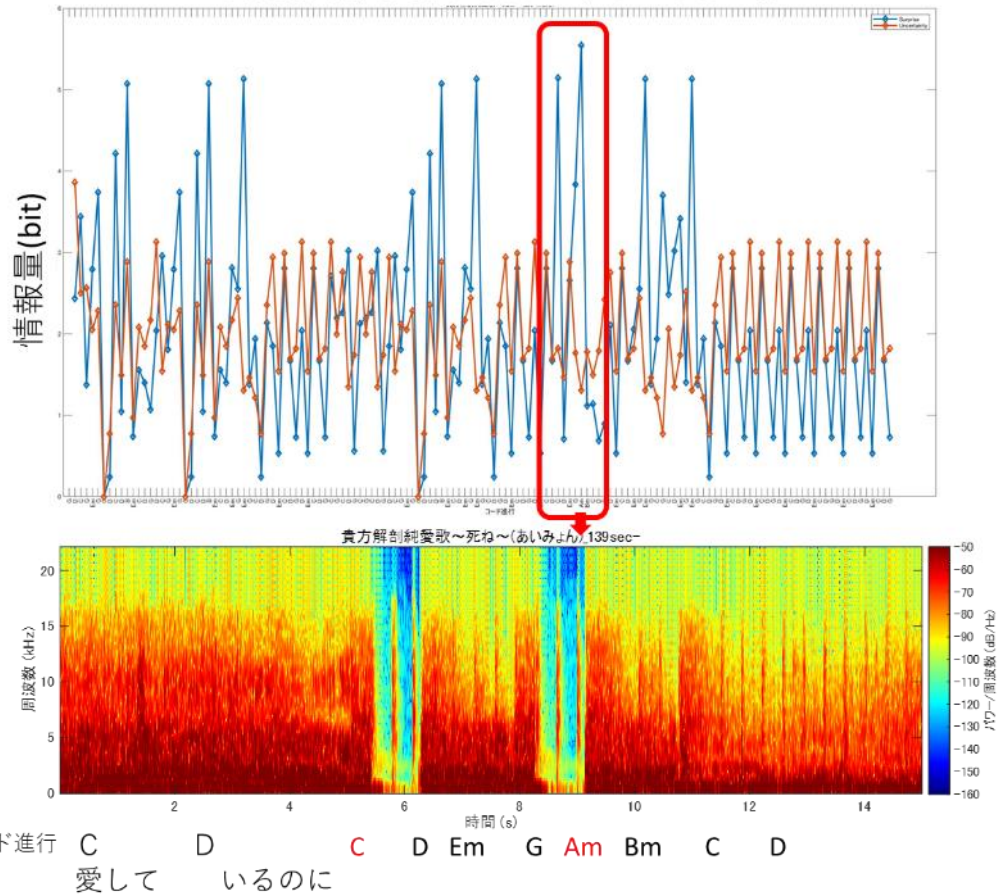


Figure S5 コード進行の Surprise が高い曲の例 ～「貴方解剖純愛歌～死ね～/あいみょん」
楽曲の全体のコード進行と Surprise と Uncertainty を示したのが上段。特に Surprise が高かったコード進行を下段に示す。

トレンドの可視化～チャートモデル構築によるヒット曲の特徴定量化

【STEP1：週・指標ごとのヒット楽曲の特徴把握～チャートモデルの構築】

まず、毎週どのような楽曲特徴が高いポイントを獲得するのか、その傾向を定量化するために、「脳情報・歌詞特徴・コード進行特徴・アーティストの前週のチャートデータ（通常のチャートデータと共に zscore 化したトレンド指標も利用）」から、週単位×指標単位でチャートポイントを予測するモデルを構築しました(Figure S7)。利用した楽曲数とその精度については Figure S8 を参照してください。

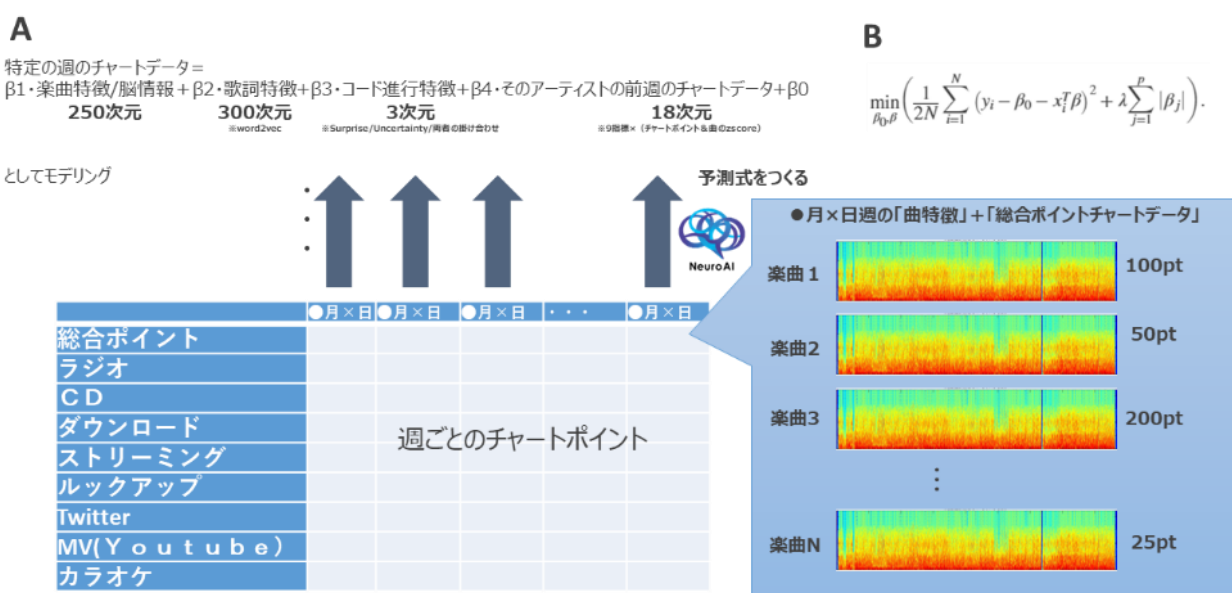


Figure S7 週単位のチャートモデルの構築

(A)週単位のチャートインした楽曲のポイントを目的変数、「脳情報・歌詞特徴・コード進行特徴・アーティストの前週のチャートデータ（通常のチャートデータと共に zscore 化したトレンド指標も利用）」を予測子として、予測・説明するモデルを構築した。週単位×指標単位で実施。(B)モデル構築に用いた LASSO アルゴリズム。機械学習の中でも今回のような多次元データを利用した予測モデルを構築する際に利用されるスパースモデリングの一種。予測に関係ない変数は切り捨てられ、重要な予測子のみが選択される。N:特定の週の特定のチャートポイントデータがある楽曲数、 y_i :曲 i の特定の週の特定のチャートポイント、 x_i :曲 i の特徴データ (楽曲特徴 p 次元分のベクトル)、 β :モデルのウェイト。楽曲特徴 p 次元分の長さを持つベクトル、 β_0 :切片、 λ :正則化パラメータ。10 分割交差検定で最小誤差を実現した λ を採用した。

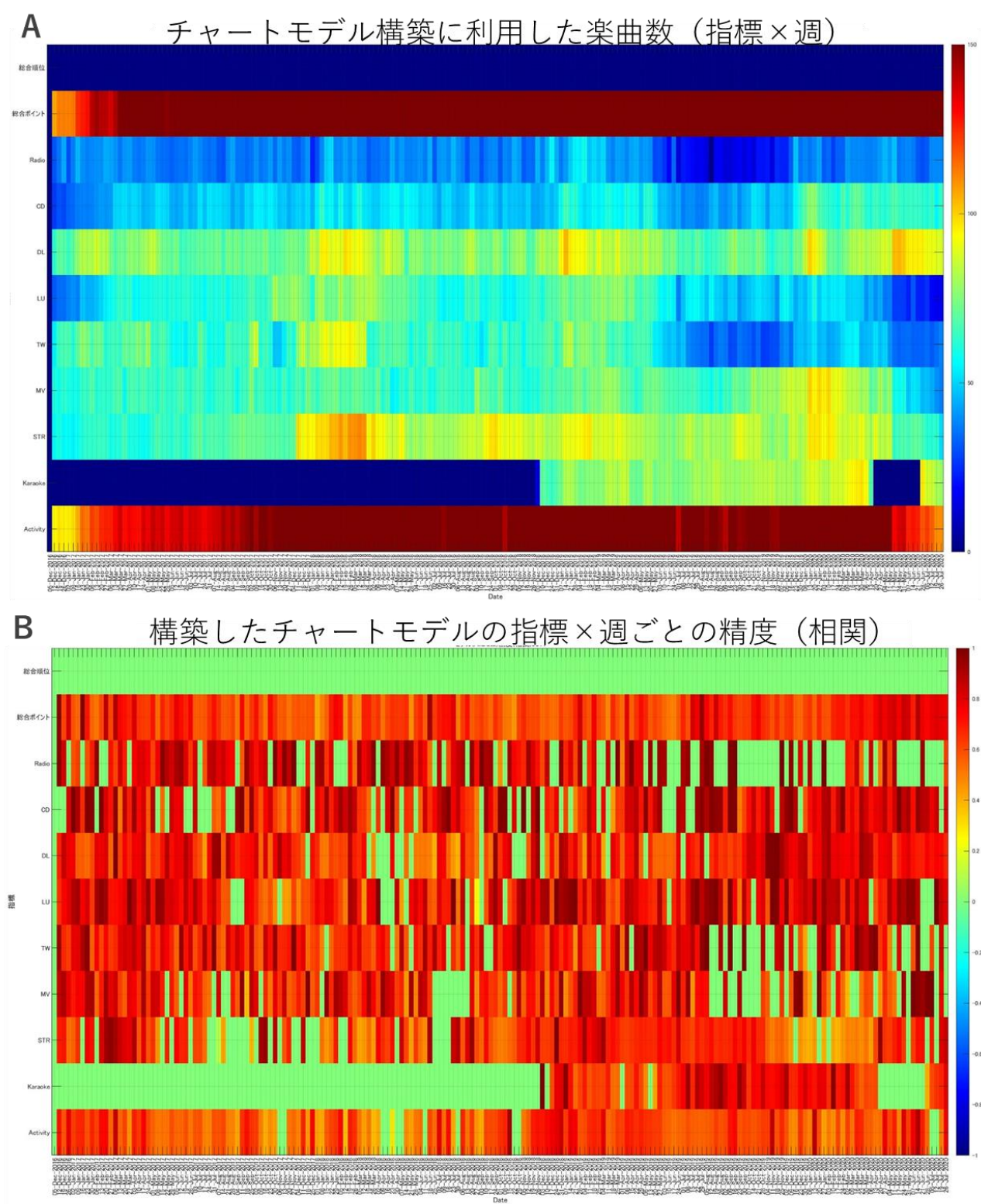


Figure S8 チャートモデルの利用楽曲数と精度

(A) 利用楽曲数(B)チャートモデルの精度を相関係数で表したもの。緑になっている部分はモデルの構築に失敗したことを意味する総合指標に関しては楽曲数も多く、精度が一貫して高かった。

【STEP2：チャートモデルのウェイトベクトルを LSTM で予測】

構築したモデルのウェイト（回帰式における重み係数、Figure S7 における β ）ベクトルは、「その週どんな楽曲がヒットしているのか」の特徴を表したベクトルと解釈できます。このチャートモデルの未来のウェイトベクトルを予測することで、将来どんな特徴をもった楽曲がヒットするかを評価することが期待されます。

そこで、このチャートモデルのウェイトベクトルを用いて未来のウェイトベクトルを予測する LSTM モデル (Long-Short Term Memory: 時系列予測=今までの特徴量を入力として、次のデータを予測する ためのニューラルネットワーク) を学習させました (Figure S9)。

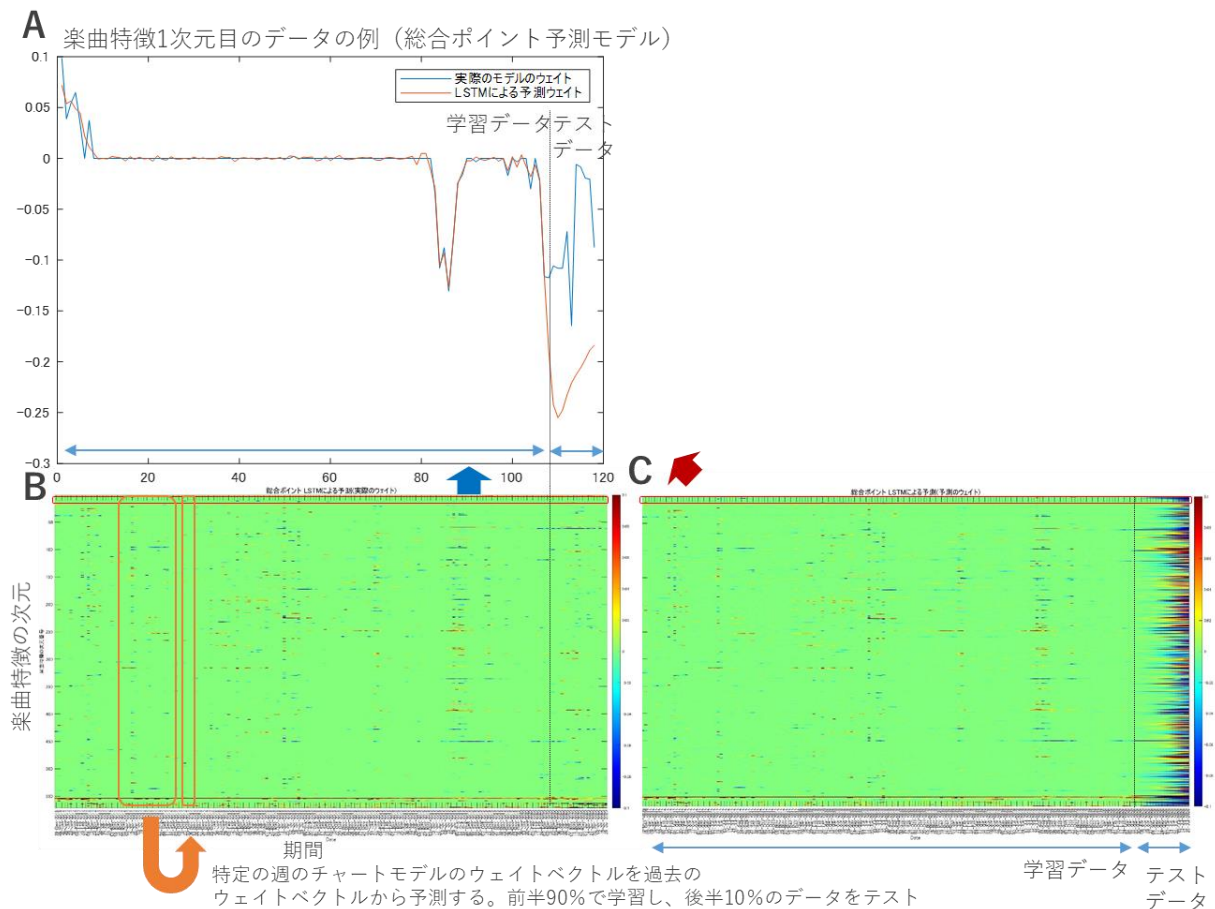


Figure S9 LSTM によるチャート予測モデルの予測

特定の週のモデルのウェイトベクトルを過去のウェイトベクトルから LSTM で予測した。前半 90% のデータで学習し、後半 10% のデータをテストデータとした。また、精度（予測と実際のチャートスコアの相関）が 0.2 以上の週のデータのみを対象とした。(A) 1 次元目（脳情報）を例に青が実際のチャートモデルの時系列の重みの変化 (B の 1 行目)。赤が予測されたウェイト (C の 1 行目)。(B) 「総合ポイント」を対象とした実際のチャートモデルのウェイトベクトル。縦軸は予測子=脳情報・歌詞特徴・コード進行特徴・アーティストの前週のチャートデータの各次元。横軸は週。茶色に近づくほどその次元の特徴量がチャートのポイント予測にプラスに働き、青に近づくほどマイナスに働く。また、緑は予測に無関係であることを示す。(C) LSTM による予測チャートモデル。

【STEP3：予測精度の評価】

上述までのステップを経て、2020/3/16 までのチャートモデルで学習させた LSTM モデルを用い、未来のチャートモデル=ヒットする楽曲特徴を評価するモデルを予測し、さらにそのモデルを用いてヒット曲の予測を行いました。結果、Figure S10 に示す通り 1 か月程度後まではそこまで精度が悪くならず予測できることが分かりました。ただし、1 か月を超えると精度は悪くなり、4 か月後の 2020/7/26 のチャートは全く予測することができませんでした。2 週間後の 2020/3/30 週のチャートデータの予測と実際のポイントの相関係数は 0.737 と高い精度を実現していて、短い期間内ではこうしたモデルを利用して、どんな楽曲がヒットするのかを予め知ることが期待されます。

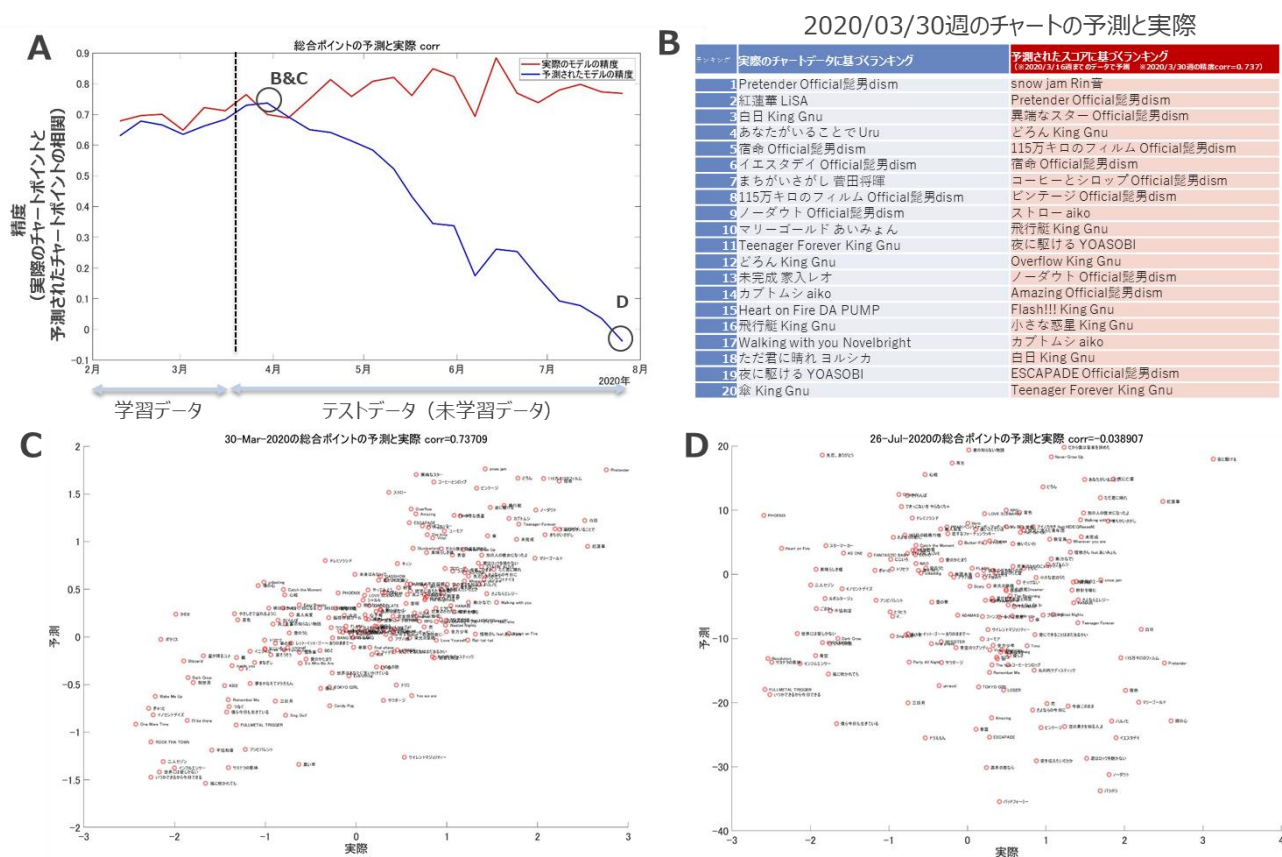


Figure S10 予測されたチャートモデルの精度と予測された楽曲 (チャートデータ)

(A)チャートモデルによる予測 (赤) と LSTM で予測されたモデルによる予測 (青) の精度を、実際のチャートデータとの相関で示した。点線は学習データとテストデータの境界を示す。未学習のテストデータにおいても、4 週間程度は精度が学習データと同様のレベルで維持されているが、それ以降は線形に下がっていった。(B)未学習データの2 週間目時点である 2020/3/30 の実際のチャートデータと LSTM で予測されたモデルによる予測のチャートの TOP 20 を示した。予測対象の楽曲は解析対象とした 2020/5 までの楽曲。(C)(D)同じく 3/30 時点、及び精度がほぼ 0 になった 7/26 週の実際のチャートデータと LSTM で予測されたモデルによる予測ポイントのプロット。精度はそれぞれ相関係数で 0.737 と -0.039。

実際のチャートデータだけではなく、急に聴かれるようになった楽曲について指標化した急上昇トレンド指標を対象に同様の手順で時系列変化を予測しました。(Figure S11)。未学習データにおいても高い精度でトレンド指標を予測することができました。また、3~4か月先のトレンドも高い精度で予測されており、今回対象としたデータの中では最新の 2020/7/26 週のチャートデータに関しても、YOASOBI、ヨルシカ、Rin 音、Novelbright などの注目アーティストによる楽曲の順位上昇を予測することができました。

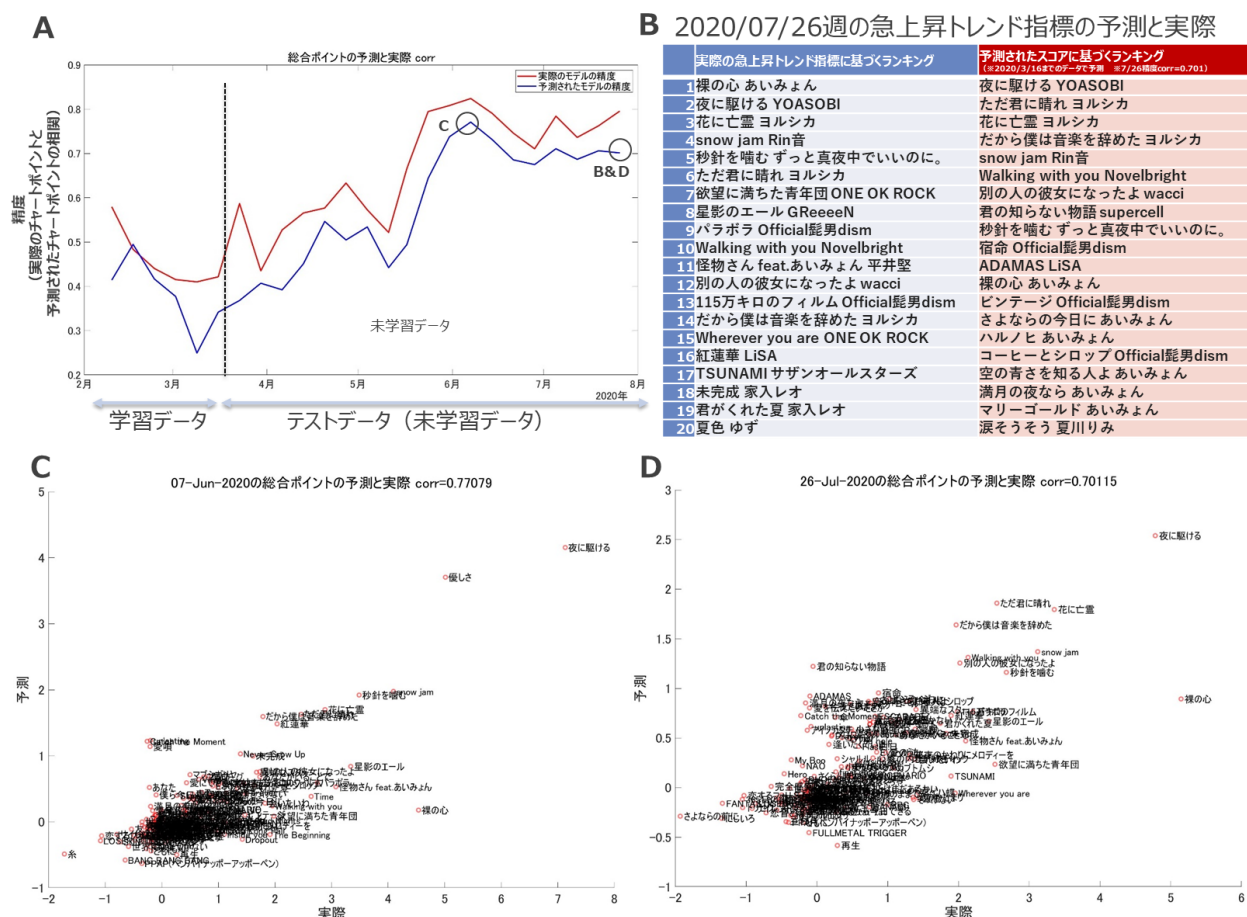


Figure S11 予測されたチャートモデルの精度と予測された楽曲（急上昇トレンド指標）

(A)チャートモデルによる予測（赤）と LSTM で予測されたモデルによる予測（青）の精度を、実際のチャートデータ（急上昇トレンド指標）との相関で示した。点線は学習データとテストデータの境界を示す。未学習のテストデータにおいても、4 か月程度は精度が維持・向上していた。(B)未学習データである 2020/7/26 の実際のチャートデータと LSTM で予測されたモデルによる予測のチャートの TOP20 を示した。予測対象の楽曲は解析対象の 2020/5 までかつその週にチャートインした楽曲のみ。(C) 精度が最も高かった 6/7 週の実際のトレンド指標と LSTM で予測されたモデルによる予測のプロット。精度は相関係数で 0.771。(D) 同様に今回の最新データである 7/26 週の予測（予実相関 0.70）。

【STEP4 : 未来の予測】

Figure S11 に示した通り、実際のチャートデータではなく、急上昇トレンド指標をターゲットにしたところ、未学習のテストデータに関しても 4 か月程度は精度を維持できることがわかりました。そこで、急上昇トレンド指標を対象に、例として 2020 年 10 月(10/4-10/18)のチャートモデルを予測し、アーティストの実績データを用いない楽曲特徴だけのモデルで(表 1 と同様)どんな「楽曲特徴」

が支持されるのかを予測したものを Table S2 に示します。

King Gnu や Official 髭男 dism などの持つ楽曲特徴が引き続き支持されることが予測されていると同時に、iri、ずっと真夜中でいいのに、YOASOBIといった気鋭の女性ボーカルによる楽曲が躍進を続けることが予測でき、それらの楽曲特徴との類似性が高い楽曲が、ヒット確率を高めることが分かります。

Table S2 2020/10 に支持される楽曲特徴を持った楽曲の予測

	2020/10/4 トレンド指標の予測TOP25	2020/10/11 トレンド指標の予測TOP25	2020/10/18 トレンド指標の予測TOP25
1位	別の人の彼女になったよ wacci	欲望に満ちた青年団 ONE OK ROCK	欲望に満ちた青年団 ONE OK ROCK
2位	欲望に満ちた青年団 ONE OK ROCK	会いたいわ iri	会いたいわ iri
3位	会いたいわ iri	Never Grow Up ちゃんみな	Never Grow Up ちゃんみな
4位	Never Grow Up ちゃんみな	別の人の彼女になったよ wacci	ピンテーシ Official髭男dism
5位	Vinyl King Gnu	Vinyl King Gnu	LOVE SCENARIO iKON
6位	Dropout SEKAI NO OWARI	LOVE SCENARIO iKON	Vinyl King Gnu
7位	LOVE SCENARIO iKON	ピンテーシ Official髭男dism	小さな惑星 King Gnu
8位	ピンテーシ Official髭男dism	Dropout SEKAI NO OWARI	どろん King Gnu
9位	秒針を噛む ずっと真夜中でいいのに。	小さな惑星 King Gnu	Dropout SEKAI NO OWARI
10位	マリィーゴールド あいみょん	Wasted Nights ONE OK ROCK	Wasted Nights ONE OK ROCK
11位	小さな惑星 King Gnu	どろん King Gnu	別の人の彼女になったよ wacci
12位	Wasted Nights ONE OK ROCK	コーヒーとシロップ Official髭男dism	涙そうそう 夏川りみ
13位	コーヒーとシロップ Official髭男dism	Stand Out Fit In ONE OK ROCK	Stand Out Fit In ONE OK ROCK
14位	シャルル バルーン	マリィーゴールド あいみょん	今夜このまま あいみょん
15位	115万キロのフィルム Official髭男dism	シャルル バルーン	コーヒーとシロップ Official髭男dism
16位	まちがいさがし 菅田将暉	まちがいさがし 菅田将暉	まちがいさがし 菅田将暉
17位	どろん King Gnu	涙そうそう 夏川りみ	ヒラヒラ GENERATIONS from EXILE TRIBE
18位	AS ONE UVERworld	今夜このまま あいみょん	君の知らない物語 supercell
19位	空の青さを知る人よ あいみょん	115万キロのフィルム Official髭男dism	PHOENIX BURNOUT SYNDROMES
20位	Stand Out Fit In ONE OK ROCK	ヒラヒラ GENERATIONS from EXILE TRIBE	君はロックを聴かない あいみょん
21位	夜に駆ける YOASOBI	夜に駆ける YOASOBI	カブトムシ aiko
22位	カブトムシ aiko	PHOENIX BURNOUT SYNDROMES	Party All Night FAITH
23位	異端なスター Official髭男dism	カブトムシ aiko	シャルル バルーン
24位	ただ君に晴れ ヨルシカ	Party All Night FAITH	マリィーゴールド あいみょん
25位	Prayer X King Gnu	君の知らない物語 supercell	だから僕は音楽を辞めた ヨルシカ

■ 本補足情報の内容に関するお問い合わせ先

株式会社 NTT データ 社会基盤ソリューション事業本部 ソーシャルイノベーション事業部

NeuroAI 担当

E-mail: neuro-biz@kits.nttdata.co.jp

¹ “NeuroAI” サービスサイト. <http://nttdata-neuroai.com/>

² Nishida S, Nakano Y, Blanc, A, Maeda N, Kado M, Nishimoto S. Brain-mediated Transfer Learning of Convolutional Neural Networks. Proceedings of the Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020.

³ Salimpoor, V. N., Benovoy, M., Larcher, K., Dagher, A. & Zatorre, R. J. Anatomically distinct dopamine release during anticipation and experience of peak emotion to music. Nat. Neurosci. 14, 257–62 (2011).

⁴ Mas-Herrero, E., Dagher, A. & Zatorre, R. J. Modulating musical reward sensitivity up and down with transcranial magnetic stimulation. Nat. Hum. Behav. 1–6 (2017)

doi:10.1038/s41562-017-0241-z.

⁵ Cheung, V. K. M. et al. Uncertainty and Surprise Jointly Predict Musical Pleasure and Amygdala, Hippocampus, and Auditory Cortex Activity. *Curr. Biol.* 29, 4084-4092.e4 (2019).

⁶ Greer, T., Sachs, M., Ma, B., Habibi, A. & Narayanan, S. A multimodal view into music's effect on human neural, physiological, and emotional experience. *MM 2019 - Proc. 27th ACM Int. Conf. Multimed.* 167–175 (2019) doi:10.1145/3343031.3350867.

⁷ Middlebrook, K. & Sheik, K. Song Hit Prediction: Predicting Billboard Hits Using Spotify Data. *ArXiv*. (2019) ArXiv ID: 1908.08609.

⁸ <https://www.uta-net.com/>

⁹ P. Bojanowski*, E. Grave*, A. Joulin, T. Mikolov, [*Enriching Word Vectors with Subword Information*](#)

¹⁰ <https://www.ufret.jp/>